

移動マニピュレータのニューロ適応制御

吉村 不二陽* 見浪 護** 朝倉 俊行**

Neuro Adaptive Control of Mobile Manipulators

Fujiyo YOSHIMURA*, Mamoru MINAMI** and Toshiyuki ASAKURA**

(Received February 28, 2001)

This research is concerned with an adaptive controller that compensates friction and gravity, for moving operation traveling on irregular terrain. Modeling of the friction force is essentially difficult, since the parameters of friction force are depending on the temperature, condition of floor and wheel, and reaction force from the floor that is depending on the motion of mobile manipulator. Moreover, conventional researches concerning mobile manipulators have assumed that the traveling terrain is flat. However, irregularities exist even on an artificial floor in factories and buildings, and it is difficult to measure exactly the shape of the terrain. When the end-effector of the mobile manipulator tracks desired trajectory during the mobile manipulator travels on an unknown irregular terrain with unknown friction, two kinds of compensation must be considered for mobile manipulator to achieve accurate trajectory tracking control performance. We propose an adaptive controller including a neural network that can compensate the unknown friction and unknown irregular terrain. The validity of the neuro-adaptive controller is clarified by real experiments.

Key Words : Mobile Manipulators, Adaptive Control, Neural network

1 緒言

現在、実際に稼働しているロボットの大半は産業用ロボットであり、基本的には自動生産機械と同様、同じことを高速かつ高精度に繰り返すだけの作業を続けている。そして、その産業用ロボットのほとんどが床、壁等に固定されており、その作業範囲は限られている。そこで、自ら作業場所へ移動することができ、固定型マニピュレータに比べて広範囲に作業を行うことができ、より人間に近いロボットの実現が望まれる。さらに、走行しながら作業を行うことにより作業効率を向上させることができる。

走行中に作業を行うことを試みた研究として、移動マニピュレータのハンドが外乱に対して作業を行うことを試みた研究 [1][2] があり、またドアを開ける作業について検討した研究 [3] もあるが、これらの研究は、運動学に基づいた車載マニピュレータの制御法について検討したものであり、動力学に関する議論は行われていない。動力学に基づいた移動マニピュレータのハンドの制御性能について議論した研究には、移動ロボットのサスペンションの特性がハンドの位置・姿勢制御に影響を与えることについて検討した研究 [4]、ハンドは作業を行う場合の車載マニピュレータと移動ロボットの動的干渉に対する制御法を検討した研究 [5]-[7]、与えられた手先の目標軌道から移動ロボットの目標軌道を生成し制御を行う研究 [8] がある。しかし、これらの研究は走行路面が水平であることを仮定している。一方、一定の傾斜角を持つ斜

*大学院工学研究科機械工学専攻

**知能システム工学科

* Graduate School of Engineering

** Dept. of Human and Artificial Intelligent Systems

面を走行する移動マニピュレータについて、転がり摩擦抵抗を含めた重力による影響に対する補償法を提案した研究 [9] があるが、走行軌跡の乱れに対する補償を行ったものであり、ハンドの制御性能については検討していない。以上の移動マニピュレータに関する研究は走行路面が平面であることを仮定しており、凹凸路面を走行する移動マニピュレータのハンドの制御に関する議論は行われていない。しかし走行路面は平面であるとは限らず、工場やビルなどの人工的に作られた床面においても路面の凹凸は存在する。凹凸路面を走行しながら作業を行うロボットの研究として、1 自由度アームを有するロボットを 2 台用いて 1 次元波状路面上を長尺物を運搬する研究 [10] があるが、運動学に基づいた解析であり動力学に基づいた議論は行っていない。しかし、凹凸路面を走行している移動マニピュレータのハンドの正確な制御には、路面から受ける動的影響などさまざまな補償を考える必要がある。

本研究は未知凹凸路面を走行しながら作業を行う移動マニピュレータの手先に正確な作業を行わせる軌道追従制御系を構築することを目指したものである。また移動マニピュレータは、作業場所を自ら変更することが出来ることから、固定型マニピュレータに比べて作業の種類が多くなる。このためハンドリングする対象物も多種となり正確な軌道追従が求められるとき、適応制御を用いる必要があると考える。ここでは移動台車部に固定された移動座標系で定義された目標軌道に対する軌道追従制御を、移動と作業を同時に行う走行型作業について考える。ここで、制御器の計算機上での評価には制御対象の動力学的なモデリングが必要不可欠であるため、本研究の第 1 報では、凹凸路面を走行する移動マニピュレータの動力学モデルを提案し [11]、シミュレーションで、ニューラルネットワーク (以下 N.N. と表す) による補償を持つ適応制御系の有効性を示した [12]。この中で用いた適応制御は、文献 [13]、[14] で提案された固定型マニピュレータの制御を用いている。この方法は、動力学パラメータの更新の範囲を制限しているためパラメータが無限に大きくなり不安定状態に陥ることを防ぐ効果があり、実際応用に有効である。一方でこの方法は、摩擦力を考慮していない欠点を持つ。さらに、移動マニピュレータの車輪に働く路面からの抗力は車載マニピュレータの運動の影響を受けるため抗力を含むモデルは複雑になる [11]。したがって車輪に働くクーロン

摩擦は時変となり摩擦に関してパラメタライズして適応制御系を構成することは困難である。また、摩擦力は温度、床やタイヤの状態により変化する。さらに、移動マニピュレータが凹凸路面を走行する場合、路面形状と走行運動に起因した外乱トルクが発生し、目標軌道追従誤差を増大させる。

本報では、摩擦力や凹凸路面などによって発生する外乱トルクなどモデル化されていないダイナミクスに起因する軌道追従誤差をニューロ適応制御系により性能改善できることを実験的に確認する。提案手法による性能改善を検討するために適応制御のみのコントローラとニューロ適応制御の性能を比較実験し、ニューロ適応制御系の有効性を示す。

2 移動マニピュレータモデル

移動台車部が垂直平面内の凹凸路面を走行し、車載マニピュレータが 3 次元空間内を運動する移動マニピュレータの運動方程式は、

$$\begin{aligned} M\ddot{\mathbf{p}} + \mathbf{h} + \mathbf{g} \\ = \boldsymbol{\tau}_M + \mathbf{U}_t f_t + \mathbf{U}_n \mathbf{R}^{-1} \left[-\frac{\partial}{\partial \mathbf{p}} \left(\frac{\partial C}{\partial \mathbf{p}} \dot{\mathbf{p}} \right) \dot{\mathbf{p}} \right. \\ \left. + \frac{\partial C}{\partial \mathbf{p}} \mathbf{M}^{-1} \{ \mathbf{h} + \mathbf{g} - \boldsymbol{\tau}_M - \mathbf{U}_t f_t \} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

と表される [11]。ただし \mathbf{M} は $(n+3) \times (n+3)$ 要素の慣性行列、 \mathbf{h} は $(n+3)$ 要素の遠心力・コリオリ力を表すベクトル、 \mathbf{p} は一般化座標ベクトル ($\mathbf{p} = [\mathbf{r}, \alpha, \boldsymbol{\theta}]^T$, \mathbf{r} : 走行台車の位置ベクトル $\mathbf{r} = [x, z]^T$, α : 路面の傾き, $\boldsymbol{\theta}$: 車載マニピュレータの関節角度ベクトル $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_n]$), $\boldsymbol{\tau}_M$ は $(n+3)$ 要素の車載マニピュレータへの一般化力ベクトル $\boldsymbol{\tau}_M = [0, 0, 0, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n]^T$ である。また \mathbf{U}_t は路面接線方向を表す $(n+3)$ 要素のベクトル、 \mathbf{U}_n は路面法線方向を表す $(n+3) \times 2$ の行列、 f_t は車輪駆動力、 $C(\mathbf{r}, \alpha) = 0$ は路面形状を表す。また \mathbf{R} は $\mathbf{R} = (\partial C / \partial \mathbf{p}) \mathbf{M}^{-1} \mathbf{U}_n$ であり 2×2 の正則な行列である。右辺第 3 項の \mathbf{R}^{-1} 以下は全体で路面からの抗力ベクトルを表す。

上記の凹凸路面走行時の移動マニピュレータの運動方程式に $\ddot{z} = \dot{z} = z = 0, \ddot{\alpha} = \dot{\alpha} = \alpha = 0$ を代入し、 z, α に関する方程式を取り除くと水平路面走行時の移動マニピュレータの運動方程式となる。

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{g}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau} \quad (2)$$

ここで、水平路面を走行する台車の位置 x は $\theta_0 = x/d_0$ (d_0 : タイヤ半径) と変数 θ_0 に変換している。

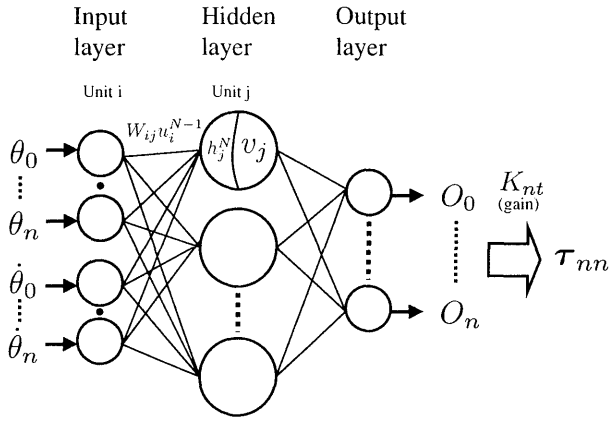


Fig. 1: Neural network

一般化座標は $\mathbf{q} = [\theta_0, \dots, \theta_n]^T$, 入力 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_0, \dots, \tau_n]^T$ である.

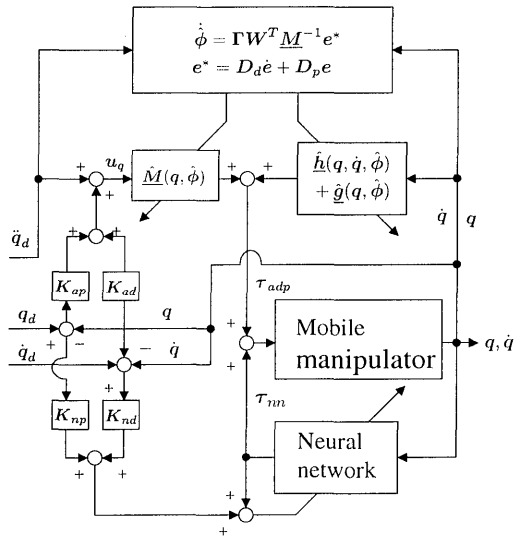


Fig. 2: Block diagram of neuro adaptive controller

3 適応制御系

n リンク移動マニピュレータの適応制御コントローラの制御則は、式 (2) をもとに次式で与えられる [13].

$$\boldsymbol{\tau}_{adp} = \hat{\mathbf{h}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}) + \hat{\mathbf{g}}(\mathbf{q}, \hat{\boldsymbol{\phi}}) + \mathbf{M}(\mathbf{q}, \hat{\boldsymbol{\phi}}) \mathbf{u}_q \quad (3)$$

$$\mathbf{u}_q = \ddot{\mathbf{q}}_d + \mathbf{K}_{ap}(\mathbf{q}_d - \mathbf{q}) + \mathbf{K}_{ad}(\dot{\mathbf{q}}_d - \dot{\mathbf{q}}) \quad (4)$$

ここで $\boldsymbol{\tau}_{adp} = [\tau_{adp0}, \dots, \tau_{adpn}]^T$ は移動マニピュレータへの制御トルクであり, $\mathbf{u}_q = [u_{q0}, \dots, u_{qn}]^T$ は指示加速度である. また $\hat{\mathbf{h}}, \hat{\mathbf{g}}$ はそれぞれ \mathbf{h}, \mathbf{g} の推定

値, $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ は手先負荷を含む動力学パラメータ $\boldsymbol{\phi} = [\phi_{0,1}, \dots, \phi_{0,10}, \dots, \phi_{n,1}, \dots, \phi_{n,10}]^T$ の推定値である. $\mathbf{K}_{ap} = \text{diag}\{k_{ap0}, \dots, k_{apn}\}$, $\mathbf{K}_{ad} = \text{diag}\{k_{ad0}, \dots, k_{adn}\}$ はそれぞれ比例ゲイン, 微分ゲインである. ここで, $\boldsymbol{\phi}$ の各要素 $\phi_{i,j}$ は式 (5) に示す領域内に存在するようパラメータの最大, 最小値を設定することが出来る.

$$\phi_{i,j \min} \leq \phi_{i,j} \leq \phi_{i,j \max} \quad (5)$$

$$(i = 0, 1, \dots, n, j = 1, \dots, 10)$$

ここで, $\phi_{i,j \min}$ は $\phi_{i,j}$ の取りうる最小値, $\phi_{i,j \max}$ は最大値を表す. 推定値 $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ は更新値 $\dot{\hat{\boldsymbol{\phi}}}$ により更新され, $\dot{\hat{\boldsymbol{\phi}}}$ は式 (6), (7) により計算される.

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\phi}}} = \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{W}^T \mathbf{M}(\mathbf{q}, \hat{\boldsymbol{\phi}}) \mathbf{e}^* \quad (6)$$

$$\mathbf{e}^* = \mathbf{D}_p(\mathbf{q}_d - \mathbf{q}) + \mathbf{D}_d(\dot{\mathbf{q}}_d - \dot{\mathbf{q}}) \quad (7)$$

ここで, \mathbf{D}_p と \mathbf{D}_d はそれぞれ比例ゲイン, 微分ゲインであり, $\boldsymbol{\Gamma} = \text{diag}[\gamma_0, \dots, \gamma_{10n}]$ は $\dot{\hat{\boldsymbol{\phi}}}$ の更新の速度を決定するゲインである. また \mathbf{W} は $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$ を含む行列であり, 移動マニピュレータの運動方程式である式 (2) の左辺は式 (8) に示すように \mathbf{W} と動力学パラメータ $\boldsymbol{\phi}$ の積で書き直せることは知られている.

$$\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{g}(\mathbf{q}) = \mathbf{W}\boldsymbol{\phi} \quad (8)$$

ただし, (a) $\hat{\phi}_{i,j} = \phi_{i,j \max}$ かつ $\dot{\hat{\phi}}_{i,j} > 0$, または (b) $\hat{\phi}_{i,j} = \phi_{i,j \min}$ かつ $\dot{\hat{\phi}}_{i,j} < 0$ の場合は $\dot{\hat{\phi}}_{i,j} = 0$ とし, $\hat{\phi}_{i,j}$ が式 (5) で示される範囲内にとどまるよう制限する. 手先負荷は動力学パラメータに含まれるため, その推定値は式 (6), (7) により更新される.

4 ニューロ適応制御系

Fig.1 に示す入力層, 中間層, 出力層の3層からなる階層型 N.N. を用いて構成したニューロ補償器を持つ適応制御系 (以下, ニューロ適応制御系と呼ぶ) のブロック線図を Fig.2 に示す.

N.N. への入力は移動マニピュレータからの出力値 $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$ であり, N.N. の出力は移動マニピュレータへの補償トルク $\boldsymbol{\tau}_{nn} = [\tau_{nn0}, \dots, \tau_{nn,n}]^T$ とする. 各層の各ユニットの出力を決定する関数 $f_s(v_j)$ は次式のシグモイド関数を用いた.

$$f_s(v_j) = \frac{2}{1 + e^{-v_j/\mu}} - 1 \quad (9)$$

ここで v_j はユニットの内部状態を表し, μ はシグモイド関数の傾きを表す. Fig.1 に示すように,

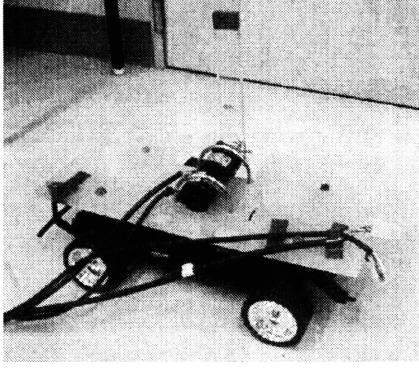


Fig. 3: Experiment equipments

$N-1$ 層の i 番目のユニットからの出力値を u_i^{N-1} , $N-1$ 層の i 番目のユニットから N 層の j 番目のユニットへの結合係数を W_{ij} , N 層の j 番目のユニットのしきい値を h_j^N と表すと, N 層のユニットの内部状態 v_j^N は,

$$v_j^N = \sum_i (W_{ij} u_i^{N-1}) - h_j^N \quad (10)$$

と計算される. 式 (10) で計算された v_j^N を式 (9) に代入することにより, 各ユニットの出力値 u_i^{N-1} が計算される. ただし, 前述のように本報では 3 層の N.N. を用いているため, $N=2,3$ である. また, Fig.1 に示すように出力層のユニットの出力を o_i ($i=0, \dots, n$) と表わしている.

N.N. のマニピュレータへの補償トルク τ_{nn} は, ゲイン $\mathbf{K}_{nt} = \text{diag}\{k_0, \dots, k_n\}$ 及び $\mathbf{O}_n = [o_0, \dots, o_n]^T$ を用いて,

$$\tau_{nn} = \mathbf{K}_{nt} \mathbf{O}_n \quad (11)$$

により計算する. 移動マニピュレータへの制御トルク τ は, τ_{nn} と適応制御コントローラの制御トルク τ_{adp} を用いて算出する.

$$\tau = \tau_{adp} + \tau_{nn} \quad (12)$$

と算出する.

ここで, N.N. が移動マニピュレータの軌道追従誤差を減少させる補償トルクを出力するためには, 結合係数 W_{ij} を調整する必要がある. 以下にその手法を示す. N.N. の学習法にはバックプロパゲーション法を用いた [15]. 教師信号 $\tau_s(s)$ は,

$$\begin{aligned} \tau_s(s) = & \tau_{nn}(s) \\ & + \mathbf{K}_{np}(\boldsymbol{\theta}_d - \boldsymbol{\theta}) + \mathbf{K}_{nd}(\dot{\boldsymbol{\theta}}_d - \dot{\boldsymbol{\theta}}) \end{aligned} \quad (13)$$

により計算される. $\boldsymbol{\theta}_d$, $\dot{\boldsymbol{\theta}}_d$ は移動マニピュレータの目標軌道, $\mathbf{K}_{np} = \text{diag}\{k_{p0}, \dots, k_{pn}\}$ は比例ゲイン, $\mathbf{K}_{nd} = \text{diag}\{k_{d0}, \dots, k_{dn}\}$ は微分ゲイン, s は

Table. 1: Parameters of experimental system

l_0	$0.115[m]$	l_1	$0.18[m]$
l_{g0}	$0.575[m]$	l_{g1}	$0.072[m]$
m_0	$3.15[kg]$	m_1	$0.1[kg]$
I_{0zz}	$8.57 \times 10^{-3} [kg \cdot m^2]$	I_{1zz}	$4.41 \times 10^{-6} [kg \cdot m^2]$
m_p	$0.02[kg]$	d_0	$0.018[m]$

Table. 2: Gain of adaptive controller

K_{ap0}	$4.0 \times 10^2 [1/s^2]$	K_{ap1}	$1.225 \times 10^2 [1/s^2]$
K_{ad0}	$2.1 \times 10 [1/s]$	K_{ad1}	$1.675 \times 10 [1/s]$
d_{p0}	1.0	d_{p1}	1.0
d_{d0}	$5.0 \times 10^{-2} [s]$	d_{d1}	$2.9 \times 10^{-2} [s]$
γ_1	1.0×10^{-7}	γ_2	5.0×10^{-9}
γ_3	3.0×10^{-3}		

学習の回数を表す. 式 (13) は, 実際の N.N. の出力 τ_{nn} と, その時に必要なフィードバックトルクより, ある学習回数 s 回目における N.N. の望ましい出力 τ_s を算出することを表している. 各ユニット間の結合係数 W_{ij} の更新は次式を用いておこなう.

$$W_{ij}(s+1) = \alpha W_{ij}(s) - \epsilon \frac{\partial Q}{\partial W_{ij}} \quad (14)$$

Q は教師信号 $\tau_s(s)$ と \mathbf{O}_n の 2 乗誤差で定義される評価関数, α , ϵ は学習の収束速度を決定する定数である. (14) 式により 1 サンプルごとに各結合係数を更新する.

5 水平路面走行時の運動制御

5.1 実験機

製作した 1 リンク移動マニピュレータを Fig.3 に示す. リンク 1 はアクリル板で, 台車は市販の模型自動車 (田宮模型 isuzu mu) をベースに製作した. リンク 1, 台車のモータとアンプは, ともに AC サーボドライブ (安川電機 Σ シリーズ

Table. 3: Gain of N.N.

K_{np0}	$200.0 [1/s^2]$	K_{np1}	$10.0 [1/s^2]$
K_{nd0}	$24.0 [1/s]$	K_{nd1}	$0.8 [1/s]$
K_{nt0}	1.0	K_{nt1}	1.0
α	8.0	ϵ	0.2
μ	30.0		

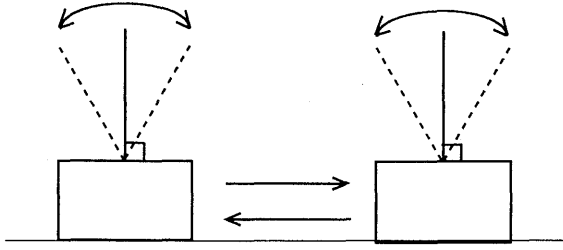


Fig. 4: Motion Pattern

SGM/SGDA) を用いた。台車はステアリングを行わず、前後直進のみの自由度を持つ。また台車、車載リンクともモータの出力を減速しないで用いている。制御周期は、ニューロ適応制御では 11[ms] である。適応制御のみの時はより短い周期で制御できるが、同じ制御周期で性能比較するため無駄時間を入れて同じく 11[ms] とした。

5.2 実験概要

水平路面を走行する 1 リンク移動マニピュレータに対して、適応制御コントローラを用いて実験を行う。リンク 0 とリンク 1 の軌道追従誤差 $E_0(\text{m})$, $E_1(\text{rad})$ を次式で計算する。 d_0 は車輪半径である。

$$\begin{aligned} E_0 &= d_0(\theta_{0d} - \theta_0) \\ E_1 &= \theta_{1d} - \theta_1 \end{aligned} \quad (15)$$

また、rms 誤差 E_i^{rms} を次式で定義する。

$$\overline{E_i^2} = \frac{1}{T} \int_0^T E_i^2 dt \quad (i = 0, 1) \quad (16)$$

ここで、 T は実験時間であり、ここでは 30[s] とした。さらに E_i^{rms} を

$$E_i^{\text{rms}} = \sqrt{\overline{E_i^2}} \quad (17)$$

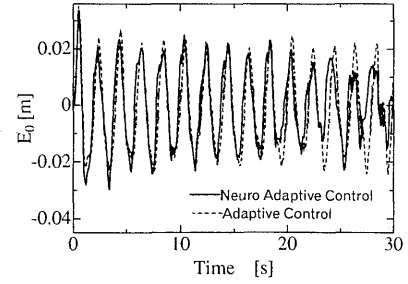
と定義する。

また、1 リンク移動マニピュレータに与える目標軌道は、以下の式で与え、Fig.4 のように同時に周期運動させた。

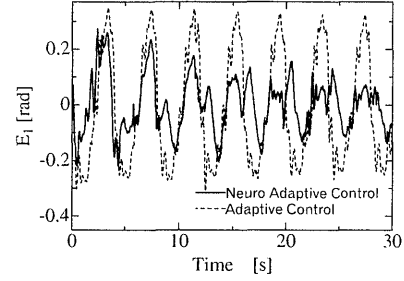
$$\begin{aligned} \theta_{0d} &= \frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{2} \cos(\pi t) \\ \theta_{1d} &= \frac{\pi}{4} \sin\left(\frac{\pi}{2} t\right) \end{aligned} \quad (18)$$

次に、1 リンク移動マニピュレータのモデルを次式に示す。

$$M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + g(q) = W\phi \quad (19)$$



(a) Mobile robot



(b) Link 1

Fig. 5: Trajectory tracking errors

$$M(q) = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} \\ m_{10} & m_{11} \end{bmatrix}, h(q, \dot{q}) = [h_0, h_1]^T$$

$$g(q) = [g_0, g_1]^T, W = \begin{bmatrix} w_{00} & w_{01} & w_{02} \\ w_{10} & w_{11} & w_{12} \end{bmatrix},$$

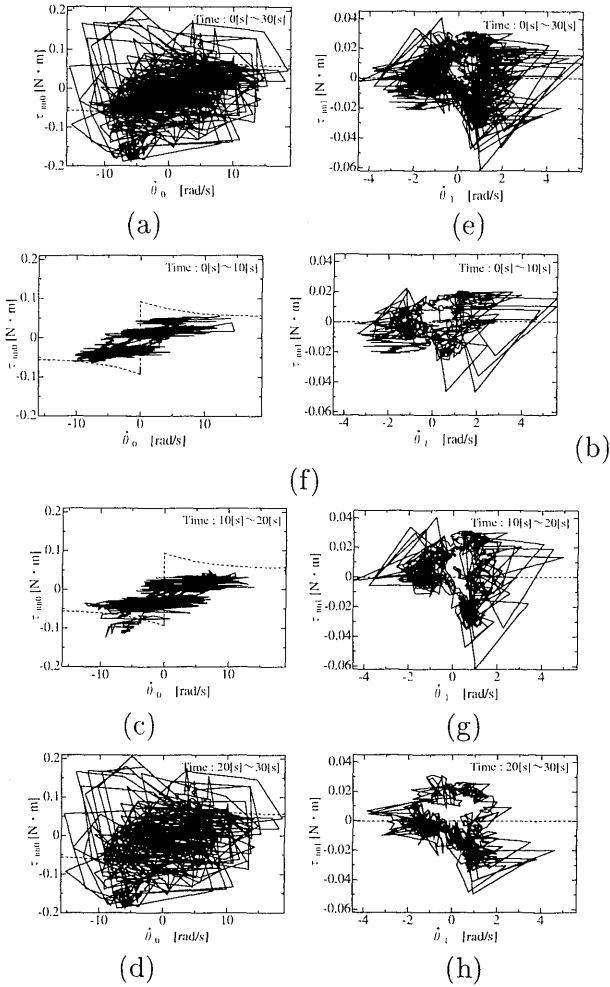
$$\phi = [\phi_1, \phi_2, \phi_3]^T$$

それぞれの行列の要素は $m_{00} = d_0^2(m_0 + m_1)$, $m_{01} = d_0 m_1 l_{g1} \cos \theta_1$, $m_{10} = m_{01}$, $m_{11} = m_1 l_{g1}^2 + I_{1zz}$, $h_0 = -d_0 \dot{\theta}_1^2 m_1 l_{g1} \sin \theta_1$, $h_1 = 0$, $g_0 = 0$, $g_1 = -m_1 l_{g1} g \sin \theta_1$, $w_{00} = d_0(\ddot{\theta}_1 \cos \theta_1 + \dot{\theta}_1^2 \sin \theta_1)$, $w_{01} = 0$, $w_{02} = d_0^2 \ddot{\theta}_0$, $w_{10} = d_0 \ddot{\theta}_0 \cos \theta_1 - g \sin \theta_1$, $w_{11} = \ddot{\theta}_1$, $w_{12} = 0$, $\phi_1 = m_1 l_{g1}$, $\phi_2 = m_1 l_{g1}^2 + I_{1zz}$, $\phi_3 = m_0 + m_1$ である。以上に含まれる実験機のパラメータを Table 1 に示す。

3 章で述べた適応制御系は、軌道追従誤差が零へ収束することを保証するために、式 (7) のゲイン D_p , D_v を、誤差システムの最小実現として得られる伝達関数が強正実となるよう設定する必要がある。この条件はシルベスターの判定条件より連立不等式として表され、 D_p , D_v の要素の値はこの条件を満足するよう設定しなければならない。

Table. 4: RMS error(Horizontal Plane)

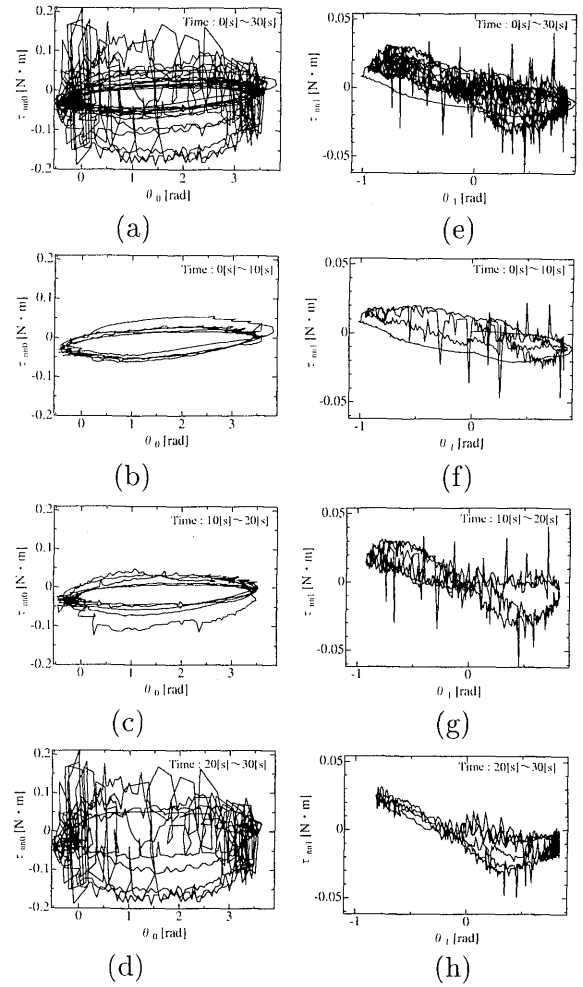
	適応制御	ニューロ適応
E_0^{rms} [m/s]	0.01716	0.01612
E_1^{rms} [rad/s]	0.2125	0.1283

Fig. 6: N.N. Torque against $\dot{\theta}_0, \dot{\theta}_1$

い。しかし連立不等式であるため一意には定まらず任意性が残るため、予備実験により条件を満足する係数の中で最も良い軌道追従性能が得られる数値を選び設定した。この数値を Table 2 に示す。また式 (4) の K_{ap} , K_{ad} 及びパラメータの更新速度 $\Gamma = \text{diag}\{\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3\}$ についても同様に予備実験を行って試行錯誤的に定めた。これらの数値も Table 2 に示す。次に N.N. のパラメータを Table 3 に示す。 α, ϵ, μ は予備的なシミュレーションにより設定した。 K_{np}, K_{nd} は、 E_i^{rms} が最小となる適応制御の係数を設定した後、予備実験で定めた。

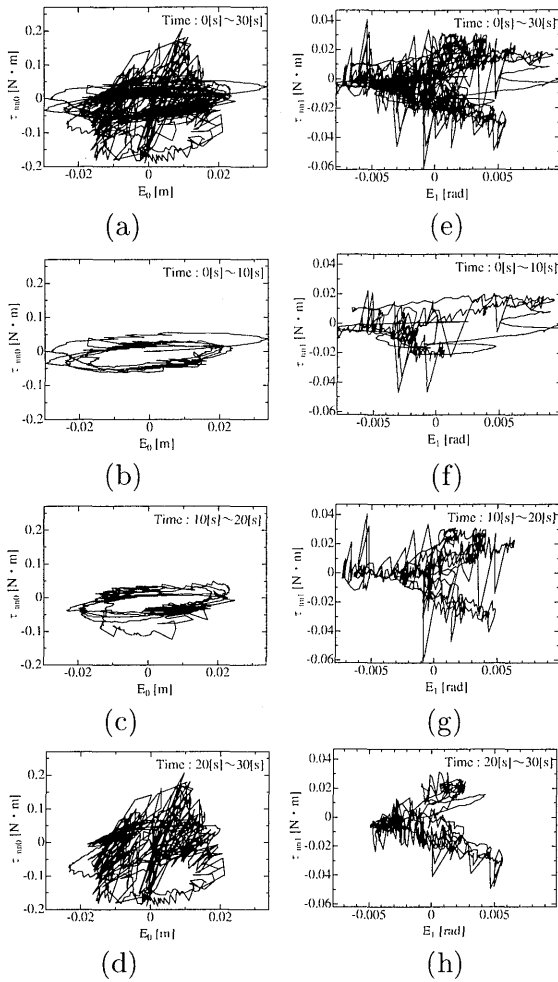
5.3 水平路面比較実験

水平路面走行時においてニューロ適応制御コントローラと、適応制御コントローラの2種類の方法で実験を行った。制御誤差の結果を Fig.5 に示す。 Fig.5 より、台車車輪の角度誤差 E_0 は、ニューロ適応制御を用いた方が徐々に減っていることが

Fig. 7: N.N. Torque against θ_0, θ_1

わかる。リンク 1 の角度誤差 E_1 は、ニューロ適応制御を用いた方が明らかに減っている。また、この時のそれぞれの rms 誤差 E_0^{rms} , E_1^{rms} を Table 4 に示す。 Table 4 より、ニューロ適応制御コントローラの方が平均的に制御性能が良い事が分かる。

また、N.N. から出力された補償トルクと速度の関係を図 6 に示す。 (a)-(d) は $\dot{\theta}_0$ と台車への N.N. の補償トルク τ_{nn0} の関係であり、 (e)-(h) は $\dot{\theta}_1$ と τ_{nn1} の関係である。図中の破線は、実験的に測定したクーロン摩擦と粘性摩擦の合計値である。 (a)-(d) と (e)-(h) は、実験時間 0[s]~30[s], 0[s]~10[s], 10[s]~20[s], 20[s]~30[s] に対応する。 (b), (c) では測定した摩擦力に近い値を出力しているが、 (d) では複雑な τ_{nn0} を出力するよう N.N. は変化している。 Fig.5(a) を見ると、20-30[s] で E_0 が減少しており、 Fig.6(d) の出力により E_0 が減少したことがわかる。リンク 1 についてはドーナツ型に補償トルクが出力されており、 τ_{nn1} は $\dot{\theta}_1$ の変化に対して時計回りに出力されている。 $\dot{\theta}_1 = 0$ のときつ

Fig. 8: N.N. Torque against E_0, E_1

り周期運動の停止点で符号の異なる最大トルクを補償している。

これらの結果をより詳しく検討するために、 θ_0 と τ_{nn0} 及び θ_1 と τ_{nn1} の関係を調べ Fig.7 に示す。Fig.7 の (a)-(d) と (e)-(h) は、Fig.6 の条件と同様である。Fig.7(b) より 0[s]-10[s] では比較的補償トルクの少ない楕円の形で出力されており、回転方向は時計回りである。このことから、台車の位置が増加する方向に運動しているときは正の補償トルクが、負の方向に運動しているときは負の補償トルクが出ていることが分かる。これは、摩擦力により不足している推進力を N.N. が補償していると考えられる。10[s]~20[s] になると、少しずつ補償トルクが大きくなる。20[s]~30[s] では、台車の位置が 0[m] と 0.12[m] 付近で移動方向が反転するために、急激に補償トルクが変化していることが分かる。これは Fig.5 からわかるように停止、発振時に増大する軌道追従誤差を減少させている。

次に、Fig.7 のリンク 1 に関する (e)-(h) を見ると、0[s]~10[s] では傾斜した楕円になっており、楕

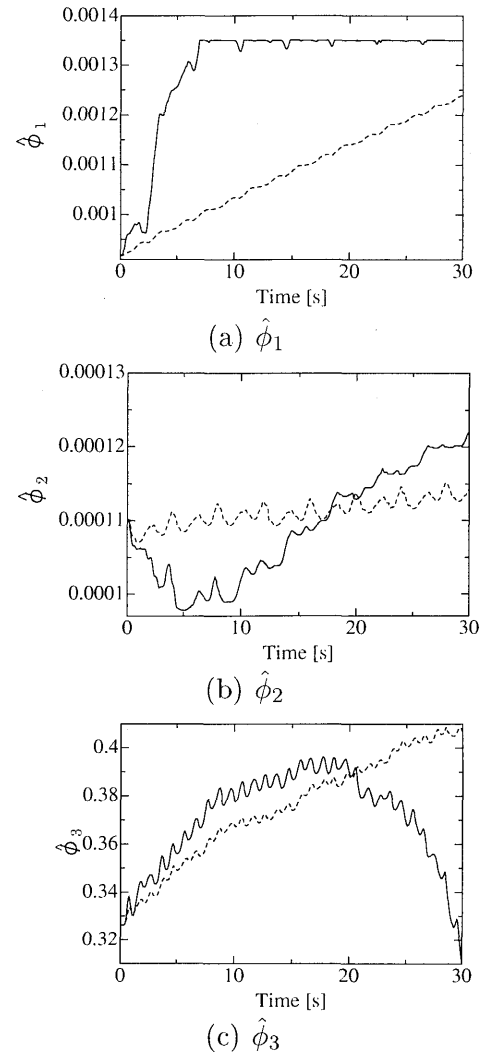


Fig. 9: Parameter transitions

円の回転方向は時計回りである。 θ_1 が正の範囲では負の補償トルクを、負の範囲では正の補償トルクを出力している。このことにより、リンク 1 に対しては、周期運動端点の行き過ぎ量を抑えるために補償トルクが出ていることが分かる。また時間経過とともに (h) では楕円からほぼ直線になっている。これより N.N. は θ_1 に対して比例した線形補償に変化していることがわかる。

次に、制御誤差と補償トルクの間を Fig.8 に示す。図中の (a)-(h) は、前図と同様に時間によって分けられている。Fig.8 より、制御誤差 E_0, E_1 と補償トルクは比例関係ではなく、非線形補償を行っていることが分かる。

次に、適応制御の動力学パラメータの変化について Fig.9 に示す。破線は、適応制御のみを用いたときであり、実線はニューロ適応制御を用いた場合である。適応制御では動力学パラメータの変化は上下限に達していないが、ニューロ適応制御では N.N. の出力の影響によりパラメータ $\hat{\phi}_1$ が上

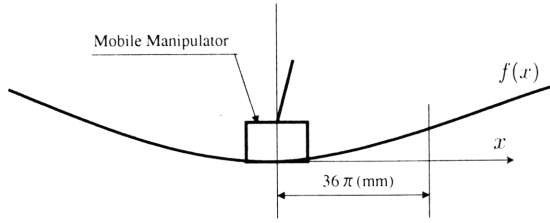


Fig. 10: Irregular terrain

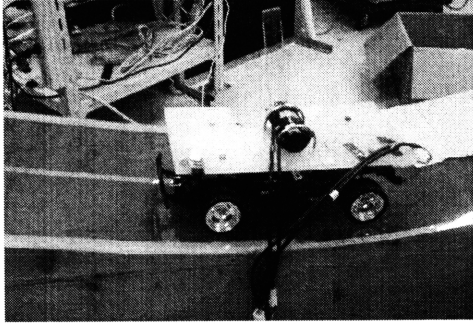


Fig. 11: Photograph of irregular terrain

限でほぼ一定値で推移している。これは適応制御のパラメータ更新範囲制限が N.N. の影響によるパラメータの発散を防いでいることを示している。

6 凹凸路面走行時の運動制御

6.1 実験概要

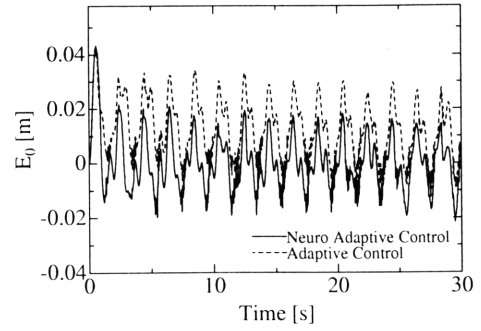
ここでは凹凸路面走行時の、適応制御のみの軌道追従性能とニューロ適応制御による性能を比較する実験を行う。凹凸路面走行時に移動マニピュレータが路面から受ける外乱は、走行速度、路面の形状及び移動マニピュレータの運動状態に依存して変化するが、本論文では、実験装置の制約上、次式で定義される余弦関数で表される凹凸路面 $f(x)$ の凹部から凸部にかけて周期的に走行させたときの制御性能について検討する。路面形状 $z = f(x)$ を次式で与えた。

$$z = 0.2 \cos x \quad (20)$$

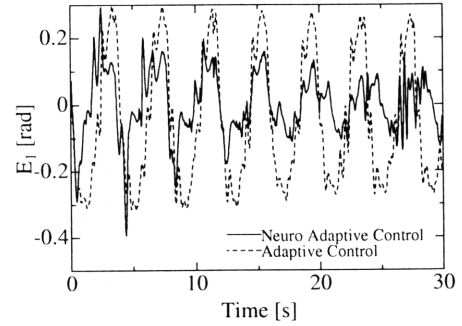
実験は Fig.10 に示すように、凹部中心からスタートし、振幅 36π [mm] で周期運動させた。また、凹凸路面と実験機の写真を Fig.11 に示す。目標軌道などその他の条件は水平路面の実験と同じである。

6.2 凹凸路面の比較実験

凹凸路面走行時においてニューロ適応制御コントローラと、適応制御コントローラの軌道追従誤



(a) Mobile robot



(b) Link 1

Fig. 12: Trajectory tracking errors

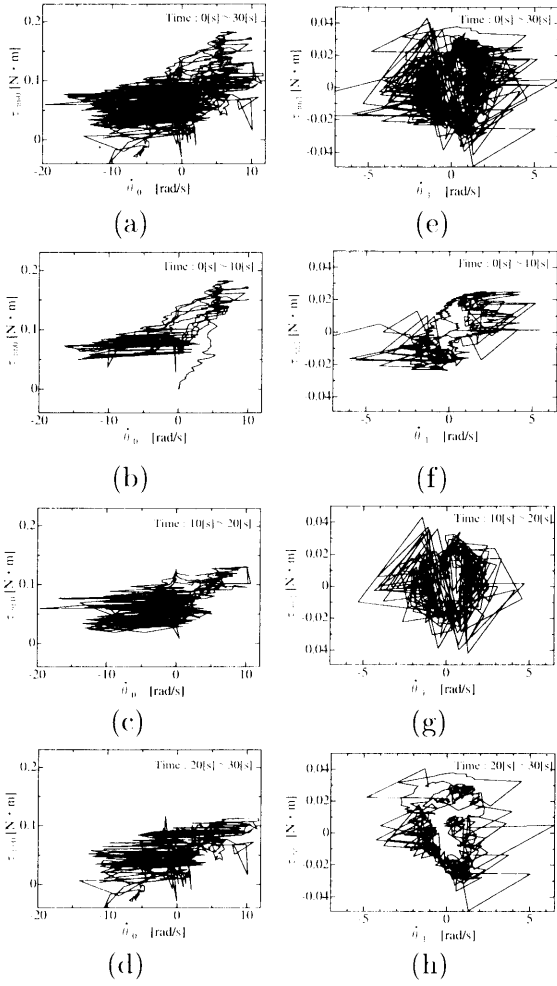
差の結果を Fig.12 に示す。Fig.12 より、適応制御の場合 E_0, E_1 とともに 0-10[s] の時間平均にはオフセット誤差があり、路面の影響が現れている。 E_0, E_1 とともに、ニューロ適応制御を用いたときの方が明らかに減少している。また、この時のそれぞれの平均誤差 E_0^{rms}, E_1^{rms} を Table 5 に示す。Table 5 により、ニューロ適応制御コントローラの方が平均的に制御性能が良いことが分かる。

また、N.N. から出力された補償トルクとその時の速度、位置、位置誤差の関係を Fig.13-15 に示す。(a)-(h) の表示は Fig.6-8 と同様である。Fig.13(b) を見ると、0-10[s] で台車の補償トルクは正の補償トルクを出力している。これは、路面の傾斜に起因しているものと考えられる。リンク 1 については、水平路面走行時と同じようなドーナツ型になった。これは、水平路面走行時と同様に行き過ぎ量を補償している。

次に、位置と補償トルクの関係を Fig.14 に示す。Fig.14(b)-(d) を見ると、(b) では補償トルクが 0.1[Nm] 付近を中心に楕円状に出力されている

Table. 5: RMS error(Irregular terrain)

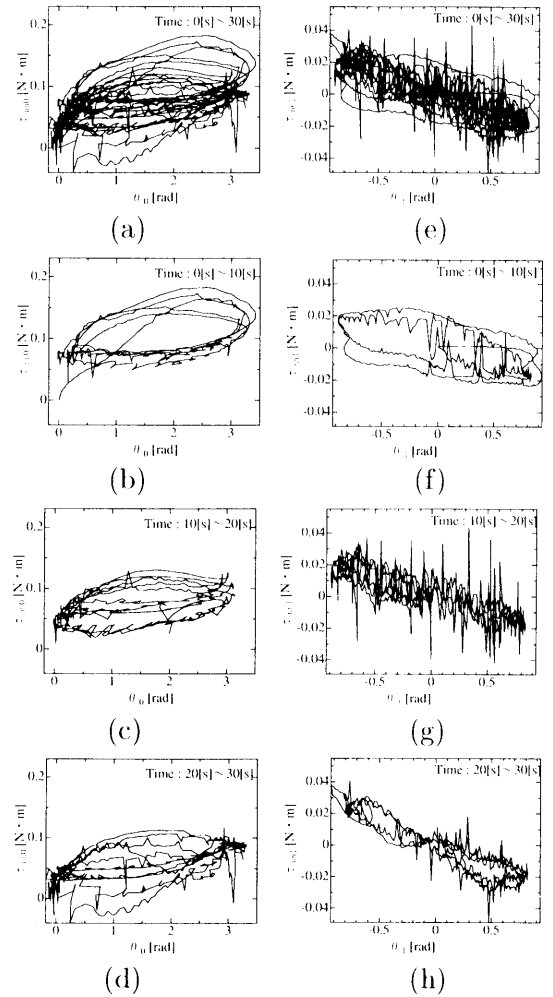
	適応制御	ニューロ適応
E_0^{rms} [m/s]	0.01904	0.01252
E_1^{rms} [rad/s]	0.2135	0.1269

Fig. 13: N.N. Torque against $\dot{\theta}_0, \dot{\theta}_1$

が、徐々に補償トルクが少なくなり、最終的には $0.05[\text{Nm}]$ を中心に楕円状に出力されている。また、水平路面走行時と同じように、台車の位置が $0[\text{m}]$ と $0.12[\text{m}]$ 付近では移動方向が逆になるために、急激に補償トルクが変化していることが分かる。次に、Fig.14(e)-(h) を見ると、水平路面走行時と同じように最初は楕円であったが、徐々に直線状に変化している。

次に、制御誤差と補償トルクの間係を Fig.15 に示す。Fig.15 より、水平路面走行時と同じく制御誤差と補償トルクが比例関係になっていないので、比例補償とは異なることが分かる。また Fig.8 とは異なり、出力トルクのグラフの中心が 0 ではなくオフセットを持っていることにより、凹凸路面の影響を N.N. が補償していることがわかる。

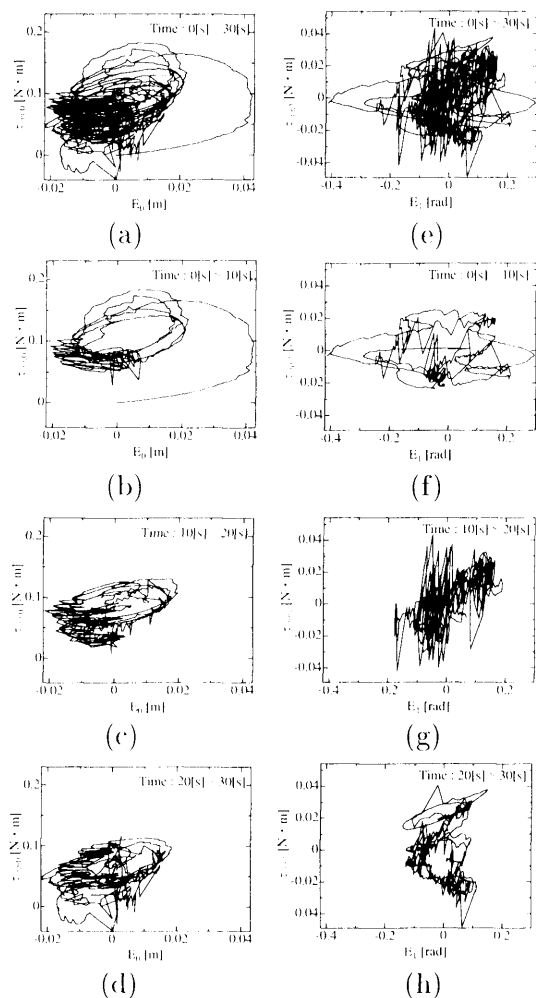
次に、適応制御の動力学パラメータの変化について Fig.16 に示す。破線は、適応制御を用いたときであり、実線はニューロ適応制御を用いた場合である。Fig.9 の結果とは異なり凹凸路面の影響がパラメータ更新に現れている。また適応制御の

Fig. 14: N.N. Torque against θ_0, θ_1

パラメータ更新範囲制限が有効に働いていることがわかる。

7 結言

本報ではモデル化されていないダイナミクスを補償する手段としてニューラルネットワークを用いたニューロ適応制御コントローラを提案した。モデル化されていないダイナミクスとして実験装置には少なくともクーロン摩擦、粘性摩擦、凹凸路面走行による影響が存在する。提案した手法の効果を検討するために、適応制御とニューロ適応制御の性能を実験的に比較した結果、水平路面、凹凸路面ともにニューロ適応制御コントローラはニューラルネットワークを付加しない適応制御系に比べて、軌道追従誤差が少なくすることを確認した。

Fig. 15: N.N. Torque against E_0, E_1

参考文献

- [1] 見浪・藤原・柘植, "自律移動ロボット搭載型マニピュレータの位置・姿勢制御", 日本ロボット学会誌, 11-1(1993), 156-164.
- [2] 見浪・藤原・柘植, "カメラフィードバックを用いた自律移動マニピュレータの位置・速度制御", 日本ロボット学会誌, 11-2(1993), 263-271.
- [3] 永田・油田, "移動ロボットによるドアの通り抜けのための走行系とマニピュレータの協調行動の設計", 第11回日本ロボット学会学術講演会予稿集, (1993), 1079-1082.
- [4] N.A.M.Hootsmans・S.Dodowsky "Large Motion Control of Mobile Manipulators Including Vehicle Suspension Characteristics, Proc. of 1991 IEEE Conf. on Robotics and Automation, (1991), 2336-2341.
- [5] Kai liu, Frank L.Lewis, "Decentralized Continuous Robust Controller for Mobile

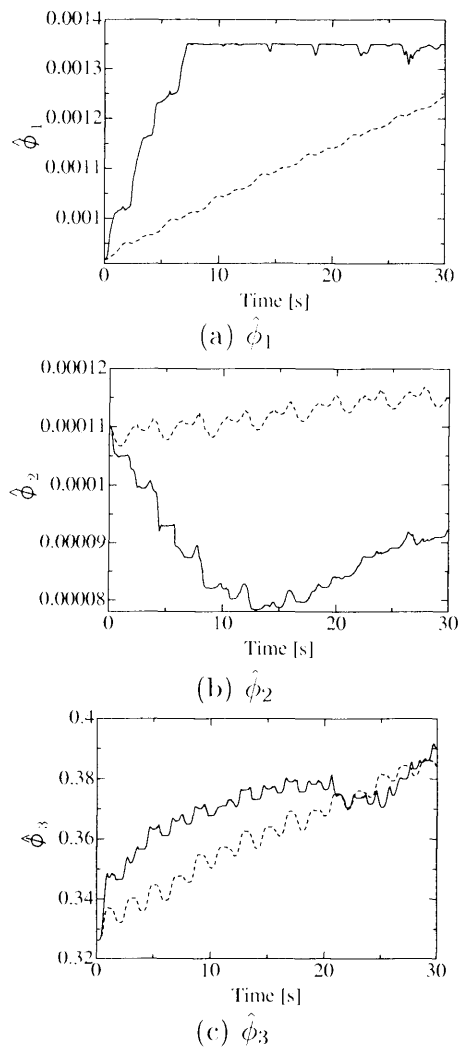


Fig. 16: Parameter transitions

Robots", Proc.of 1990 IEEE Conf.on Robotics and Automation, (1990), 1822-1827.

- [6] Yoshio Yamamoto・Xiaoping Yun "Modeling and Compensation of the Dynamic Interaction of a Mobile Manipulator, Proc. of IEEE Int.Conf.on Robotics and Automation, (1994), 2187-2192.
- [7] 見浪・朝倉・藤原・神原, "PWS型移動マニピュレータの逆動力学補償法の提案", 機論, 61-591(1995), 4351-4358.
- [8] 栗栖・吉川, "移動マニピュレータの軌道計画と動的制御", 機論, 62-596(1996), 1488-1494.
- [9] 見浪・富川・藤原・西山, "ころがり抵抗を考慮した斜面を走行する移動マニピュレータの重力補償", 日本ロボット学会誌, 12-2(1994), 262-271.

- [10] 原・安井・有竹, ” 2 移動体の協調走行の運動学的解析 (第 2 報: 一次元一般波状路面における協調条件) 日本ロボット学会誌, 14-1(1996), 96-104.
- [11] 見浪護, 羽多野正俊, 朝倉俊行: 凹凸路面を走行する移動マニピュレータの研究 (第一報, 拘束運動モデルの導出とシミュレーション), 日本機械学会, Vol.63, No.615, 3961-3968, (1997)
- [12] Mamoru Minami, Masatoshi Hatano, Toshiyuki Asakura : Mobile Operation Performed by Mobile Manipulators on Irregular Terrain - Torque Compensation Using Neural Networks for Disturbance Torques Produced by Irregular Terrain - , J.of Robotics and Mechatronics, Vol.10, No.5, pp.377-386 (1998)
- [13] Craig,J.J. 1986b. Adaptive Control of mechanical manipulators. Ph.D. thesis, Stanford University, Electrical Engineering.
- [14] John J.Craig, Ping Hsu, S.Shankar Sastry: Adaptive Control of Mechanical Manipulators ; The International Journal of Robotics Research, Vol.6, No.2, Summer 1987,
- [15] 平野 : C でつくるニューラルネットワーク, ハーソナルメディア (1991)

